



BANCO CENTRAL DO BRASIL

Trabalhos para Discussão

119

**A Central de Risco de Crédito no Brasil: uma análise de
utilidade de informação**

Ricardo Schechtman

Outubro, 2006

Trabalhos para Discussão	Brasília	Nº 119	Out	2006	P. 1-34
--------------------------	----------	--------	-----	------	---------

Trabalhos para Discussão

Editado pelo Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep) – *E-mail*: workingpaper@bcb.gov.br

Editor: Benjamin Miranda Tabak – *E-mail*: benjamin.tabak@bcb.gov.br

Assistente Editorial: Jane Sofia Moita – *E-mail*: jane.sofia@bcb.gov.br

Chefe do Depep: Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo – *E-mail*: carlos.araujo@bcb.gov.br

Todos os Trabalhos para Discussão do Banco Central do Brasil são avaliados em processo de *double blind referee*.

Reprodução permitida somente se a fonte for citada como: Trabalhos para Discussão nº 119.

Autorizado por Afonso Sant’Anna Bevilaqua, Diretor de Política Econômica.

Controle Geral de Publicações

Banco Central do Brasil

Secre/Surel/Dimep

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – M1

Caixa Postal 8.670

70074-900 Brasília – DF

Telefones: (61) 3414-3710 e 3414-3567

Fax: (61) 3414-3626

E-mail: editor@bcb.gov.br

As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do(s) autor(es) e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

Ainda que este artigo represente trabalho preliminar, citação da fonte é requerida mesmo quando reproduzido parcialmente.

The views expressed in this work are those of the authors and do not necessarily reflect those of the Banco Central or its members.

Although these Working Papers often represent preliminary work, citation of source is required when used or reproduced.

Central de Atendimento ao Público

Endereço: Secre/Surel/Diate

Edifício-Sede – 2º subsolo

SBS – Quadra 3 – Zona Central

70074-900 Brasília – DF

DDG: 0800 9792345

Fax: (61) 3414-2553

Internet: <http://www.bcb.gov.br>

A Central de Risco de Crédito no Brasil: uma análise de utilidade de informação*

Ricardo Schechtman **

Resumo

Este Trabalho para Discussão não deve ser citado como representando as opiniões do Banco Central do Brasil. As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do(s) autor(es) e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

Centrais públicas de risco de crédito contêm informações sobre o comportamento de devedores no sistema financeiro e, portanto, constituem-se em importante fonte de informações de crédito. Este artigo examina a utilidade de diferentes conjuntos de informações disponíveis na Central Pública de Risco de Crédito (CPRC) do Banco Central do Brasil na previsão de *default* de exposições de crédito *corporate*. Mensura-se o aumento da qualidade das estimativas de probabilidades de *default* (PDs) na situação em que informações não-negativas são incluídas na modelagem ou quando as instituições financeiras (IFs) obtêm acesso às informações compartilhadas pela CPRC. Em ambos os casos, não só discriminação e ajuste dos modelos de regressão logística são melhorados, mas também efeitos sobre a extensão do crédito e sobre a redução de inadimplência na economia são apontados.

Palavras-chave: central pública de risco de crédito; previsão de default; informação negativa; compartilhamento de informações; poder discriminatório.

Classificação JEL: C25; C52; G21.

* O autor agradece os comentários e sugestões de Margaret Miller e Natalia Mylenko, do Banco Mundial, e a colaboração de Sérgio Mikio Koyama, do Departamento de Estudos e Pesquisas do Banco Central do Brasil. As opiniões expressas neste artigo não refletem necessariamente a visão do Banco Central do Brasil ou de seus membros. Comentários e sugestões são bem-vindos e devem ser encaminhados a ricardo.schechtman@bcb.gov.br.

** Departamento de Estudos e Pesquisas, Banco Central do Brasil.

1. Introdução

Centrais Públicas de Risco de Crédito (CPRCs) contêm dados sobre o comportamento dos devedores no sistema financeiro e existem em cerca de sessenta países atualmente, sendo a maior cobertura encontrada na América Latina¹. Em países com centrais públicas, as Instituições Financeiras (IFs) supervisionadas são requeridas a prover dados para o registro público de modo periódico, usualmente mensal. Ao mesmo tempo, as IFs têm acesso, de modo agregado, às informações dos tomadores ao longo do tempo no sistema. Entre as motivações para o estabelecimento de centrais públicas, destacam-se, segundo Majnoni *et al.* (2004), o aumento do acesso a informações úteis para a análise de crédito por parte das IFs e o fortalecimento da atividade de supervisão bancária por meio do uso das informações das centrais.

O presente estudo estima a qualidade creditícia de exposições de crédito no Brasil a partir de um modelo de previsão de *default* aplicado sobre os dados oriundos da CPRC brasileira, criada e mantida pelo Banco Central do Brasil². Desse modo, o estudo enquadra-se no contexto dos dois objetivos das CPRCs citados acima. Com efeito, ao prover as IFs com seus dados, as centrais públicas complementam as informações de crédito do setor privado e possibilitam às instituições emprestadoras prever as probabilidades de *default* (PDs) dos devedores, à semelhança do desenvolvido neste estudo. Tais avaliações de risco são um insumo básico para uma discriminação objetiva entre bons e os maus clientes e, de modo mais geral, contribuem para o efetivo gerenciamento de risco das carteiras de crédito das IFs³. Ao mesmo tempo, modelos de previsão de *default* construídos sobre os dados da CPRC podem ser usados pelos supervisores para avaliação e monitoramento das PDs das exposições de maior importância no sistema financeiro. Também, tais estimativas permitem aos reguladores estudar o impacto e a adequação de requerimentos de provisão e capital mais sensíveis a risco (e.g. Basiléia II)⁴.

¹ Ver Miller (2000).

² Márquez *et al.* (2003) e Falkenheim e Powell (2000) constroem modelos similares, fazendo uso das centrais do México e da Argentina, respectivamente.

³ Ver Blochlinger e Leippold (2006) para aplicações, por exemplo, sobre precificação.

⁴ Para um estudo nessa linha, ver Schechtman *et al.* (2004).

Uma segunda vertente deste artigo refere-se à peculiaridade das centrais públicas como um depositário de informações não-negativas de crédito de um grande conjunto de tomadores⁵. Essa é uma vantagem única das centrais públicas: IFs freqüentemente relutam em compartilhar informações não-negativas de modo voluntário, por não desejarem que seus competidores distingam e eventualmente tomem seus melhores clientes⁶. No Brasil a maior parte do setor privado provedor de informações de crédito concentra-se em informações negativas; ainda assim, constitui-se em importante subsídio para a análise de crédito das instituições emprestadoras. Por sua vez, a CPRC brasileira tem cumprido papel relevante ao complementar as informações disponíveis no setor privado com informações de natureza não-negativa. O presente estudo mensura o aumento do poder preditivo que a CPRC brasileira proporciona ao disponibilizar um conjunto de informações mais abrangente do que os cadastros negativos⁷.

Por fim, o trabalho investiga os benefícios adicionais que as instituições emprestadoras obtêm ao compartilharem informações por meio da CPRC, comparando-se com a situação em que usam apenas os próprios cadastros para prever *default*⁸. O compartilhamento em vigor no Brasil, bem como na maioria dos países com centrais públicas, relaciona-se ao conhecimento do comportamento de crédito dos tomadores de modo agregado no sistema. Ao refletir esse comportamento agregado, as centrais públicas fornecem informação valiosa para o processo de estimação de PDs. Por exemplo, o nível de atraso de um tomador não somente numa particular IF, como também no sistema, pode ser importante na explicação de *default*; todavia, o conhecimento do último só é possível devido à existência da CPRC. À semelhança da análise conduzida por Márquez *et al.* (2003), o artigo ilustra empiricamente as

⁵ Informação negativa é aquela que traz informação sobre *defaults* e atrasos passados, enquanto informação não-negativa relaciona-se a qualquer outra natureza de informação. (Ao longo deste estudo dá-se preferência ao uso do termo não-negativo em vez do termo positivo, por julgar-se o primeiro mais abrangente.) Para fins deste estudo, os dois conjuntos de informação serão definidos mais precisamente adiante no texto.

⁶ Isso é ainda mais evidente nos países emergentes, segundo Majnoni (2004).

⁷ Márquez *et al.* (2003) e Barron e Staten (2003) demonstram analogamente o valor das informações não-negativas nos casos da Central mexicana e do setor privado americano de informações de crédito, respectivamente.

⁸ Japelli e Pagano (1993) mostram, de um ponto de vista teórico, como o compartilhamento de informações pode reduzir os problemas de seleção adversa e aumentar o volume de empréstimos. Já Padilla e Pagano (1997) desenvolvem a racionalidade teórica subjacente à existência de Centrais de Risco como participantes adicionais do mercado de crédito.

vantagens do compartilhamento de informação da CPRC brasileira por meio da comparação de dois modelos de previsão de *default*.

A seção 2 constrói, estima e comenta o principal modelo de previsão de *default* deste estudo. Variações deste modelo são usados ao longo das seções 3 e 4. A seção 3 estima e compara os desempenhos de um modelo negativo e um modelo completo de previsão de *default*. A seção 4 estima e compara os desempenhos de modelos com e sem compartilhamento de informação da CPRC brasileira. A seção 5 conclui.

2. Estimação de um modelo de previsão de *default* sobre os dados da CPRC brasileira

O objetivo desta seção é estimar probabilidades de *default* anuais para exposições de crédito adimplentes concedidas por grandes IFs a tomadores *corporate*, com data base de outubro de 2001⁹. Cada exposição de crédito é caracterizada por um par tomador-instituição financeira, de modo que o mesmo tomador possa ter diferentes PDs estimados em diferentes IFs, mas apenas um único PD em cada IF. Definem-se tomadores *corporate* como aqueles que detinham pelo menos R\$1 milhão de empréstimos em alguma IF em outubro de 2001, desde que não pertençam ao setor público¹⁰. Toda a análise é baseada na base de dados do sistema da Central de Risco de Crédito do Banco Central do Brasil e os dados usados para a estimação compreendem os registros de tomadores *corporate* do período de outubro de 2000 a outubro de 2002¹¹.

Esta seção está fortemente baseada em Schechtman *et al.* (2004). O modelo estimado aqui é o mesmo da seção 4 do referido artigo, e grande parte da descrição e análise contidas nos parágrafos seguintes são extraídas de lá. Contudo, enquanto em Schechtman *et al.* (2004) o modelo é usado para fornecer os parâmetros de entrada para

⁹ Consideram-se apenas instituições financeiras que detenham um mínimo de 200 exposições de crédito *corporate*.

¹⁰ Devido a limitações computacionais do sistema da base de dados da atual Central de Risco, este estudo é restrito ao universo dos tomadores *corporate*. Isso, no entanto, não é tão restritivo em termos de estimação de um modelo de PD, caso se admita que a informação relativa a tomadores grandes é geralmente mais acurada que aquela relativa a tomadores pequenos.

¹¹ Recentemente o Banco Central do Brasil lançou o sistema da Nova Central de Risco de Crédito (Sistema da Central de Risco), com um escopo ampliado de informações de crédito. Como o novo sistema ainda não armazenou um número suficiente de meses de dados, o presente estudo trabalha sobre a base de dados da Central original, referenciada ao longo do texto apenas como a CPRC brasileira.

o cálculo de requerimentos de capital econômico e regulatório, aqui o modelo é usado com uma finalidade bastante diferente, a saber, servir de base para a construção de modelos alternativos que representem diferentes conjuntos de informação, conforme ficará mais claro nas seções seguintes. Para efeito de compor uma unidade no texto, optou-se, entretanto, por repetir muito da descrição e análise do modelo inicial.

A base de dados usada na construção do modelo divide-se em duas partes. Registros relativos ao período de outubro de 2000 a outubro de 2001 são usados para a construção das variáveis explicativas de *default*. Variáveis contínuas, discretas, *dummies* e categóricas são construídas com esse propósito a partir dos dados brutos da CPRC. Por outro lado, registros relativos ao período de novembro de 2001 a outubro de 2002 servem para a definição da variável dependente, caracterizadora do estado de *default* ou não-*default*. Mais especificamente, um tomador é considerado estar em *default* numa dada IF se sua classificação “média” nela, de acordo com a Resolução 2682/99, for igual ou pior que “E” em algum mês de novembro de 2001 a outubro de 2002^{12,13,14,15}. Exposições com classificação igual ou pior que “E” em outubro de 2001 são consideradas diretamente como *default* e PDs não são estimadas nesses casos¹⁶.

A construção da lista de variáveis potencialmente explicativas de *default* foi inspirada nas sugestões contidas em Barron & Staten (2000), mas baseada principalmente na experiência prática dos departamentos de supervisão do Banco Central do Brasil. O modelo de previsão de *default* usado foi a regressão logística e a estimação conduzida por meio de um procedimento *backward* baseado no teste da razão de verossimilhança¹⁷. Tal estimação é conduzida sobre uma amostra de construção de

¹² Ver Banco Central do Brasil (1999).

¹³ Essa definição de *default* é consistente com a recomendação de Basiléia II de que um atraso de noventa dias seja um indicativo de *default*, já que a Resolução 2682/99 de fato caracteriza a classificação “E” dessa forma.

¹⁴ Quando era o caso de o tomador possuir mais que uma classificação numa dada IF, então a sua classificação média na IF foi calculada com base na média ponderada pelo valor dos créditos dos níveis mínimos de provisão associados às diferentes classificações de risco existentes. A ocorrência de tal fenômeno é, contudo, remota na base usada neste trabalho.

¹⁵ Exposições que não duram o período inteiro são reconhecidas como *default* ou não-*default* com base, exclusivamente, nos meses de suas vigências.

¹⁶ De fato, aproximadamente 90% das exposições piores ou iguais a “E” em outubro de 2001 mantêm essa faixa de classificação em algum mês do próximo ano.

¹⁷ O modelo de regressão logística é $PD(x_i) = \exp(b'x_i) / (1 + \exp(b'x_i))$, onde x_i é o vetor de variáveis explicativas de *default* da exposição de crédito i , b é o vetor de coeficientes a ser estimado e $PD(x_i)$ é a probabilidade de *default* associada a x_i . O procedimento *backward* consiste em partir do conjunto total de

modelo, enquanto outra amostra é separada para a tarefa de validação. Além das variáveis inicialmente sugeridas, foram testadas também a inclusão de efeitos de interação e a discretização de variáveis baseada no uso de uma rotina de árvore de classificação¹⁸. Na maioria dos casos essas tentativas resultaram em nenhum poder explicativo adicional.

O procedimento *backward* identificou, no final, treze variáveis estatisticamente significativas de um conjunto inicial de mais de trinta variáveis. Seus coeficientes estão mostrados na tabela abaixo e uma breve descrição das mesmas está contida no apêndice 1¹⁹. O teste de ajustamento de Hosmer & Lemeshow apresenta, para esse modelo final, o valor de estatística de 8,3701 (*p-value* = 0,3982), indicando, portanto, uma boa qualidade de ajustamento²⁰.

Tabela 1 – Modelo de previsão de *default*

PARAMETRO		ESTIMATIVA	DESVIO PADRAO	Pr > ChiSq
Intercepto		-4.3625	0.5510	<.0001
Classificação em 10/01	A	0.3236	0.0941	0.0006
Classificação em 10/01	B	0.6311	0.0958	<.0001
Classificação em 10/01	C	0.9200	0.1153	<.0001
Classificação em 10/01	D	1.7815	0.1326	<.0001
Pior classificação	C	0.2434	0.0930	0.0089
Pior classificação	D	0.4768	0.1106	<.0001
Pior classificação	E-H	0.6950	0.1493	<.0001
Proporção mensal média da responsabilidade em <i>default</i>		0.9975	0.3322	0.0027
<i>Dummy</i> de atraso em 10/01	1	0.9368	0.0864	<.0001
<i>Dummy</i> de atraso em 10/01 no sistema	1	0.5974	0.0709	<.0001
Proporção de atraso em 10/01		0.4500	0.2057	0.0287
Proporção de atraso em 10/01 no sistema		1.1413	0.1917	<.0001
<i>Dummy</i> de atraso no período	1	0.2312	0.0856	0.0069
<i>Dummy</i> de atraso no período no sistema	1	0.4502	0.0733	<.0001
Número de IFs		0.0336	0.00574	<.0001
Logaritmo da exposição no sistema		-0.0984	0.0148	<.0001
<i>Dummy</i> de aumento da resp. no sistema	1	0.2674	0.065	<.0001
Conglomerado	2628	1.6523	0.5954	0.0055

variáveis iniciais e remover as variáveis menos significativas estatisticamente, uma de cada vez, até se obter um conjunto de variáveis suficientemente significativo. Para maiores informações sobre regressão logística e seus procedimentos de estimação *vide* Hosmer & Lemeshow (2000).

¹⁸ O objetivo dessa rotina é formar, por meio de rotinas de classificação, grupos com diferença maximal na proporção de *defaults*.

¹⁹ Em relação à variável categórica conglomerado financeiro, apenas o coeficiente de um único conglomerado é mostrado.

²⁰ Hosmer e Lemeshow (1980) propuseram para a análise da qualidade de ajustamento de modelos de regressão logística o teste hoje conhecido pelo nome de seus autores. O teste faz uso da estatística chi-quadrado de Pearson, calculada a partir do agrupamento das observações em grupos associados a diferentes faixas de probabilidade previstas.

Todos os coeficientes mostrados na tabela anterior são significativos ao nível de 5%, com sinais e magnitudes relativas conforme os esperados²¹. Para ilustrar esse fato, tome por exemplo o caso da variável categórica “classificação em 10/01”, que representa a classificação de risco da exposição, segundo a Resolução 2682/99, em outubro de 2001, cuja classe basal foi definida ser “AA”, a classificação supostamente menos arriscada. Todos os coeficientes dessa variável são positivos, conforme esperado, indicando que classificações diferentes de “AA” implicam em maiores PDs. Também, à medida que se move de “A” para “D”, a magnitude do coeficiente aumenta, indicando que essa é uma direção de PD crescente, de novo conforme o esperado.

Duas variáveis sobre as quais não havia um sinal claro esperado aparecem no modelo final: “logaritmo da exposição no sistema” e “número de IFs”. Seus sinais indicam que, quanto menor o tamanho do tomador (medido pelo tamanho de sua carteira no sistema) ou maior o número de instituições financeiras em que este possui crédito, maior é sua probabilidade de *default*.

É também interessante notar que algumas características das exposições aparecem no modelo final não apenas em suas versões relativas à particular IF, mas também em suas versões relativas ao sistema financeiro total. As variáveis “proporção de atraso em 10/01” e “*dummy* de atraso no período” têm, por exemplo, suas análogas contrapartes no sistema financeiro também incluídas no modelo final, a saber, “proporção de atraso em 10/01 no sistema” e “*dummy* de atraso no período no sistema” (e apresentando maiores coeficientes). A variável “*dummy* de atraso em 10/01 no sistema” está também presente no modelo final, embora com coeficiente inferior àquele estimado para a sua variável contraparte “*dummy* de atraso em 10/01”.

Por fim é útil prestar atenção às variáveis que não aparecem no modelo final. Duas importantes variáveis ausentes que foram inicialmente consideradas são o “logaritmo da coobrigação do tomador” e o “grupo econômico do tomador”, de modo que seus efeitos sobre a estimação de PDs revelaram-se ser estatisticamente insignificantes.

²¹ Pelo menos em relação àqueles em que há uma clara intuição a respeito de suas influências.

3. Evidências empíricas da consideração de informações não-negativas no Brasil

Os cadastros privados de informações de crédito, na maioria dos países, concentram-se na consideração de informações majoritariamente negativas. Por outro lado, as CPRCs, mais comuns nos países da América Latina, tipicamente obrigam as instituições financeiras a prover informações de ambos os tipos, conforme Miller (2000), e, portanto, servem como uma base comum onde os dois conteúdos informacionais podem ser simulados. Essas duas possibilidades de conteúdo dão margem à construção de dois modelos de previsão de *default*, um baseado estritamente em informações negativas (modelo negativo) e outro que incorpora também informações de tipo não-negativa (modelo completo). Esta seção busca comparar as qualidades de explicação e discriminação dos dois tipos de modelos, bem como estimar os efeitos na oferta de crédito e nas inadimplências realizadas do uso corrente dos mesmos.

Para fins desta seção as treze variáveis significativas do modelo estimado na seção anterior são aqui classificadas como negativas ou não-negativas. A noção de informação negativa aqui empregada relaciona-se à variável que carrega informação sobre existência de atraso, proporção da exposição em atraso ou proporção da exposição em *default*²². Por modelo negativo passa-se a entender o ajuste de uma nova regressão logística sobre somente as variáveis explicativas negativas, enquanto o modelo completo inclui todas as treze variáveis iniciais. Os resultados completos da regressão relativa ao modelo negativo estão apresentados no apêndice 2. Na tabela a seguir são comparados os coeficientes e os efeitos marginais dos modelos completo e negativo²³.

²² Ver no apêndice a descrição exata do modelo negativo.

²³ Na regressão logística o efeito marginal $\partial PD/\partial x_j$ é igual a $PD \times (1-PD) \times B_j$. Na tabela seguinte, os efeitos marginais foram calculados usando-se o PD médio da amostra de construção.

Tabela 2: Comparação entre modelo completo e modelo negativo.

Variável	Modelo negativo Pseudo R ² = 0.1386		Modelo completo Pseudo R ² = 0.2308	
	Coeficiente	Efeito marginal	Coeficiente	Efeito marginal
Intercepto	-3.4769	-	-4.3675	-
Classificação em 10/01	-	-	0.3236	1.64%
Classificação em 10/01	-	-	0.6311	3.19%
Classificação em 10/01	-	-	0.9200	4.65%
Classificação em 10/01	-	-	1.7815	9.01%
Pior classificação	-	-	0.2434	1.23%
Pior classificação	-	-	0.4768	2.41%
Pior classificação	-	-	0.6950	3.51%
Proporção mensal média da responsabilidade em <i>default</i>	3.1346	17.43%	0.9975	5.04%
<i>Dummy</i> de atraso em 10/01	1.3156	7.31%	0.9368	4.74%
<i>Dummy</i> de atraso em 10/01 no sistema	0.5822	3.24%	0.5974	3.02%
Proporção de atraso em 10/01	0.6528	3.63%	0.4500	2.28%
Proporção de atraso em 10/01 no sistema	1.0548	5.86%	1.1413	5.77%
<i>Dummy</i> de atraso no período	0.3338	1.86%	0.2312	1.17%
<i>Dummy</i> de atraso no período no sistema	0.4303	2.39%	0.4502	2.28%
Número de IFs	-	-	0.0336	0.17%
Logaritmo da exposição no sistema	-	-	-0.0984	-0.50%
<i>Dummy</i> de aumento da resp. no sistema	-	-	0.2674	1.35%
Conglomerado	-	-	1.6523	8.35%

A tabela anterior indica que as variáveis presentes no modelo negativo passam a ter, no modelo completo, importância reduzida, traduzida em menores efeitos marginais sobre a probabilidade de *default*. Por exemplo, a variável proporção mensal média da responsabilidade em *default*, que reflete uma idéia de *default* médio passado, passa de um impacto marginal médio de 17.43% nas probabilidades de *default*, segundo o modelo negativo, para apenas 5.04% no modelo completo. Tal comportamento, embora menos acentuado, ocorre com todas as variáveis do modelo negativo.

Ao mesmo tempo a inclusão das variáveis não-negativas revela-se significativa para a explicação da ocorrência dos *defaults*. Isso é verificado ao nível de confiança de 1%, por meio de um teste de significância conjunta para as variáveis não-negativas rodado sobre o modelo completo ($p\text{-value} < 0,0001$, $X^2(42)=1119,6183$). A importância das variáveis não-negativas é também confirmada pelo aumento substancial da medida de ajustamento pseudo-R² de 0,138 no modelo negativo para 0,231 no modelo completo²⁴.

²⁴ A medida de pseudo-R² é definida como $1 - L_1/L_0$, onde L_0 e L_1 denotam respectivamente as log-verossimilhanças do modelo que contém apenas o intercepto e do modelo que contém o intercepto e as variáveis dependentes. É conveniente ressaltar que ela assume, em regressões logísticas, valores tipicamente bem inferiores aos assumidos pela usual medida R² de regressões lineares.

Já a qualidade de discriminação dos dois modelos pode ser examinada por meio das curvas de sensibilidade e especificidade. A construção dessas curvas está baseada no procedimento de classificação que é condicional ao valor de corte de PD presente no eixo x: exposições com PD maior que o ponto de corte são previstas como inadimplentes enquanto as demais são previstas como adimplentes. Sensitividade é então definida como a proporção das exposições inadimplentes corretamente classificadas como tal. Especificidade é, por sua vez, a proporção das exposições adimplentes corretamente classificadas como tal. As duas curvas, calculadas sobre a amostra de construção e para ambos os modelos, são mostradas a seguir.

Figura 1: Sensitividade

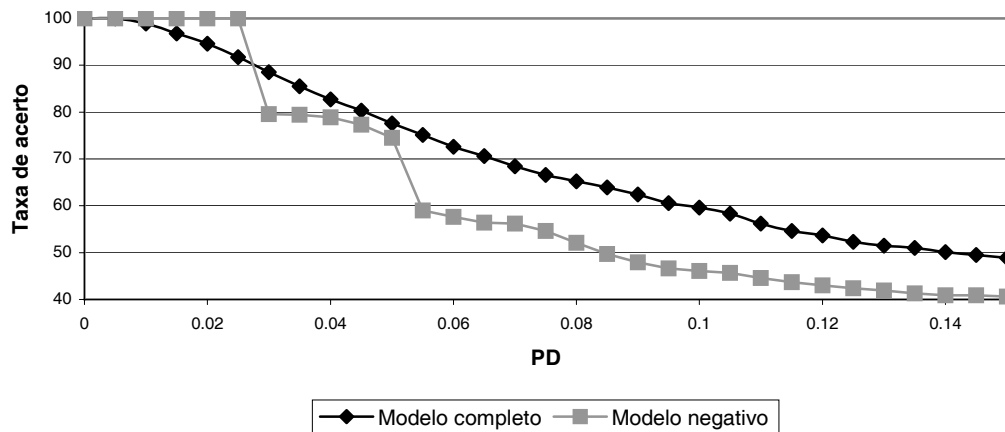
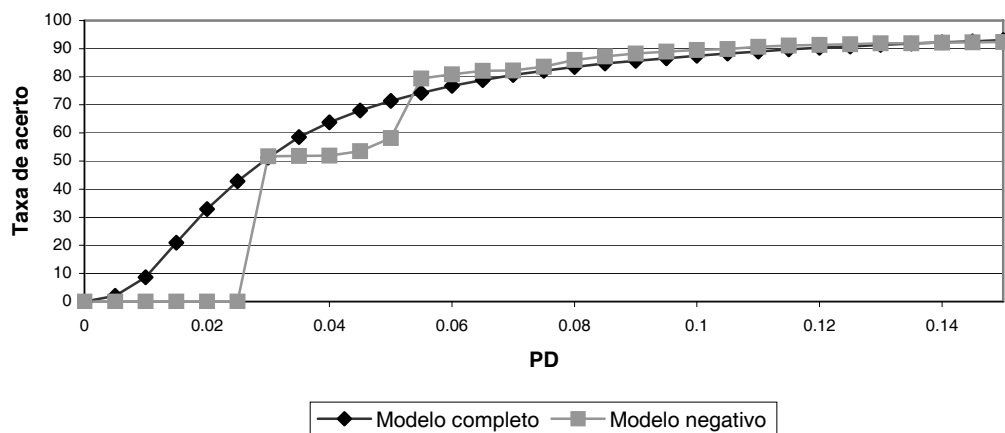
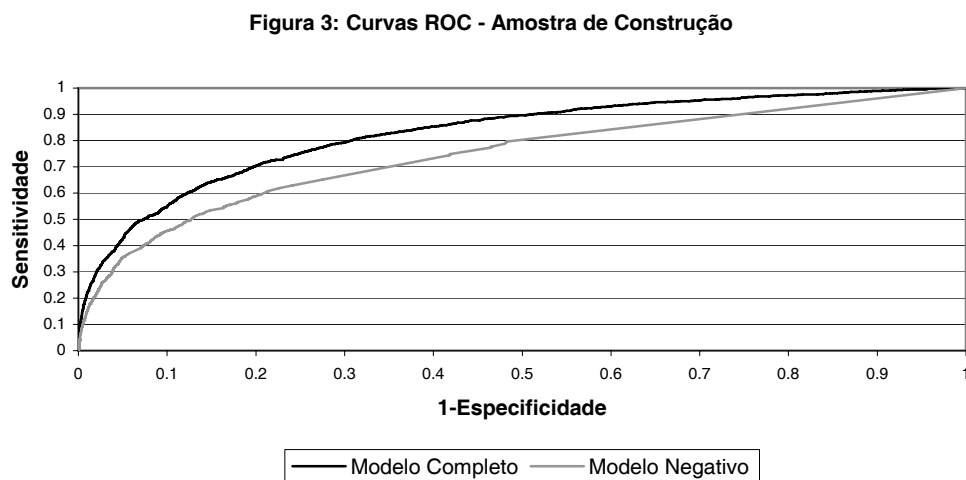


Figura 2: Especificidade



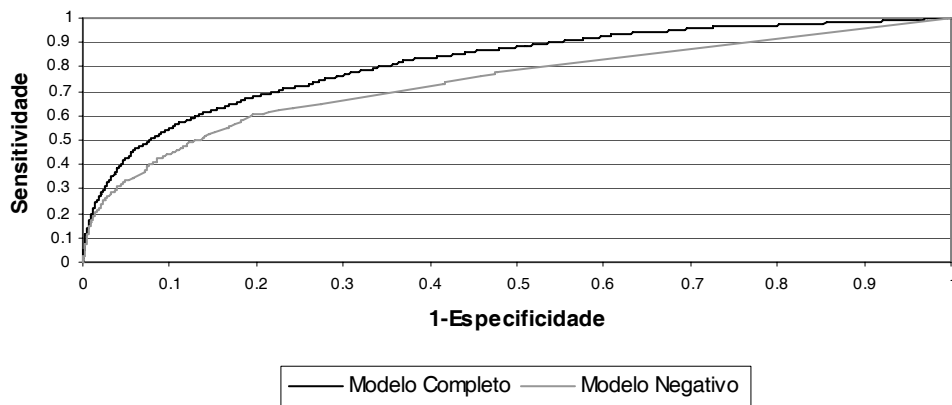
Observa-se que as curvas do modelo completo são mais suaves que a do modelo negativo. Isso decorre do fato de a distribuição de PDs estimada pelo modelo negativo estar concentrada num número menor de valores. Para níveis de PD acima de 2,5% o modelo completo apresenta sensibilidade consideravelmente maior. Isso mostra que a inclusão de informações não-negativas melhora substancialmente a capacidade de previsão de *default*. Já a especificidade é maior no modelo completo apenas até o nível de PD de 5%. Para PDs maiores as especificidades dos dois modelos caminham muito próximas. As curvas de sensibilidade e especificidade também foram calculadas para a amostra de validação e apresentam resultados muito próximos aos da amostra de construção²⁵.

Se para cada nível de corte de PD o valor de sensibilidade for *plotado* contra o valor um menos a especificidade, chega-se à curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) do modelo em questão. Abaixo são apresentadas as curvas ROC de ambos os modelos, completo e negativo, construídas sobre as amostras de construção e de validação.



²⁵ A estimação das PDs que servem de base para a construção das curvas de sensibilidade e especificidade na amostra de construção já incorpora um ajuste para reduzir o viés introduzido pela estimação de taxas de acerto sobre a mesma amostra de construção do modelo.

Figura 4: Curvas ROC - Amostra de Validação



A área sob a curva ROC (a ser denominada por A) mede a qualidade de discriminação do modelo. O modelo com discriminação perfeita é aquele que apresenta a curva ROC vertical no nível especificidade=1 e horizontal no nível sensibilidade=1, tendo, portanto, área A igual a 1. O modelo sem nenhum poder de discriminação apresenta curva ROC igual à função identidade e possui área A igual a 0,5. Para modelos realistas, a área A está entre 0,5 e 1. No presente estudo, encontra-se, na amostra de construção, $A=0,829$ para o modelo completo e $A=0,745$ para o modelo negativo. Para a amostra de validação esses valores são 0,818 e 0,740, respectivamente. Esses números permitem, segundo regra geral contida em Hosmer e Lemeshow (2000), atribuir ao modelo completo a qualidade de “excelente” discriminação e ao modelo negativo apenas “aceitável” discriminação. Isso indica que a inclusão de informações não-negativas melhora o poder de discriminação do modelo puramente negativo. Uma possível extensão dessa análise, não levada a cabo aqui, é conduzir um teste de hipótese para checar a que nível de significância a diferença entre as áreas é significativa, levando-se em consideração a covariância entre elas, conforme proposto por Engelmann *et al.* (2003).

O efeito da inclusão de informações não-negativas sobre as taxas de inadimplência realizadas *ex post* pode ser examinado na tabela abaixo, cuja construção explica-se da forma a seguir. Para cada modelo e cada amostra, as exposições são primeiramente ordenadas por PD crescente. Dada uma taxa de aprovação de $x\%$, calcula-se então a taxa de *default* realizado média do grupo de $x\%$ menores PDs, o grupo aprovado. Tal

análise baseia-se no artigo de Barron e Staten (2000) e os números aqui encontrados revelam-se próximos aos deles. A tabela indica que, qualquer que seja a taxa de aprovação almejada, a inclusão de informações não-negativas contribui para a redução das inadimplências realizadas, sendo tal efeito maior percentualmente para menores objetivos de aprovação. Em particular, a um nível de aprovação almejada de 60%, o modelo negativo produz na amostra de construção uma taxa de *default* real de 3,37%, 82,84% superior à taxa produzida pelo modelo completo, de 1,84%.

Tabela 3 – Taxa de *default* versus taxa de aprovação almejada

Aprovação almejada	Taxa de <i>default</i> – Amostra construção			Taxa de <i>default</i> – Amostra Validação		
	Modelo completo	Modelo negativo	Aumento percentual	Modelo completo	Modelo negativo	Aumento percentual
40%	1,30%	2,78%	114,48%	1,44%	2,97%	105,86%
60%	1,84%	3,37%	82,84%	1,99%	3,39%	70,54%
80%	2,88%	3,74%	29,91%	3,03%	3,73%	23,09%
100%	6,77%	6,77%	0,00%	6,76%	6,76%	0,00%

O impacto do uso dos dois modelos sobre a oferta de crédito também pode ser estimado seguindo-se procedimento análogo ao contido em Barron e Staten (2000). Nesse caso, após as exposições serem ordenadas por PD crescente, calcula-se progressivamente a taxa de *default* real média até se chegar à taxa de *default* almejada. Esse ponto fornece o número de exposições aprovadas e daí as taxas de aprovação. A tabela abaixo indica que, qualquer que seja a taxa de *default* real, o modelo negativo aprova menos que o modelo completo, sendo tal diferença, em termos percentuais, maior, em geral, para menores taxas de *default*²⁶. Uma taxa de *default* real de 3% é, por exemplo, segundo a amostra de construção, consistente com a aprovação de 82.270 exposições dentre um grupo de 100.000 no modelo completo, enquanto para o modelo negativo tal consistência mantém-se apenas para o número de aprovados de 55.840.

Tabela 4: taxa de aprovação versus taxa de *default* almejado.

<i>Default</i> almejado	Taxa aprovação – Amostra construção			Taxa aprovação – Amostra validação		
	Modelo completo	Modelo negativo	Diminuição percentual	Modelo completo	Modelo negativo	Diminuição percentual
2,00%	65,08%	49,20%	24,39%	60,18%	49,77%	17,30%
3,00%	82,27%	55,84%	32,13%	79,73%	50,47%	36,70%
4,00%	91,53%	84,81%	7,34%	91,44%	83,87%	8,29%
5,00%	96,23%	94,36%	1,95%	95,86%	94,32%	1,60%

²⁶ A exceção é a comparação entre as taxas de aprovação relativas às taxas de *default* de 2% e 3%.

As duas tabelas anteriores sugerem que um ambiente que possibilita aos bancos ou credores de forma geral usar um modelo completo implica em menores taxas de inadimplência *ex post* e numa maior oferta de crédito. Tais benefícios são importantes de serem considerados e devem ser confrontados com os custos de inclusão/armazenamento do conjunto adicional de informações seja no caso de uma CPRC ou da base de dados de uma IF em particular.

4. Evidências empíricas da consideração de informações compartilhadas da CPRC no Brasil

Conforme observado na análise do modelo estimado na seção II, o comportamento financeiro passado de um tomador, não só em cada IF isoladamente como também no sistema de modo agregado, é útil para a determinação de suas probabilidades de pagamento. Uma das grandes vantagens de CPRCs é justamente fornecer esse quadro completo do comportamento de crédito dos tomadores ao longo do sistema. Esta seção busca evidenciar os benefícios oriundos da consideração em modelos de previsão de *default* das informações sobre tomadores de crédito que estão disponíveis a todas as instituições financeiras por meio da CPRC brasileira. Essas informações, que denominaremos de informações compartilhadas entre as IFs por meio da CPRC, referem-se ao comportamento agregado de cada tomador no sistema, seja o comportamento de natureza negativa ou não-negativa. Vale destacar que o universo de informações coletadas e armazenadas pela CPRC não se limita ao conjunto das informações compartilhadas, sendo porém as demais informações tipicamente referentes ao comportamento de um tomador numa particular IF e, portanto, acessíveis apenas pela IF em questão.

Para fins desta seção todas as variáveis significativas do modelo estimado na seção II, com exceção da variável categórica “conglomerado financeiro”, são aqui classificadas como variáveis compartilhadas ou não-compartilhadas²⁷. Define-se o modelo sem

²⁷ As variáveis compartilhadas são, a saber, número de IFs, logaritmo da exposição no sistema, *dummy* de atraso em 10/01 no sistema, *dummy* de atraso no período no sistema, *dummy* de aumento da resp. no

compartilhamento como o ajuste de uma nova regressão logística sobre a variável “conglomerado financeiro” e a interação de cada variável não-compartilhada com a variável “conglomerado financeiro”²⁸. Já o modelo com compartilhamento é composto, além das variáveis explicativas anteriores, também das interações das variáveis compartilhadas com a variável conglomerado financeiro. Note que o uso das interações acima isola a informação pertinente a cada banco e, portanto, traduz a situação em que cada banco estima os coeficientes de seu modelo apenas com o conhecimento do comportamento dos tomadores nele próprio e possivelmente também na CPRC, mas não em outros conglomerados²⁹.

A grande quantidade de interações aliada à presença de várias variáveis categóricas na modelagem dificulta o ajuste dos modelos desta seção pela ocorrência de problemas como células vazias em tabelas de frequência³⁰. Para tornar a estimação dos modelos factível estatisticamente, optou-se por não separar uma parte da amostra para a tarefa de validação, de modo que aumentassem as frequências das células. Ademais, procedeu-se a um exaustivo processo de tentativa e erro, que culminou com a retirada de alguns bancos da amostra de construção e o colapso de níveis da variável categórica “classificação em 10/01”. Tais procedimentos possibilitaram o ajuste dos modelos com e sem compartilhamento desta seção, viabilizando a análise subsequente.

A inclusão das variáveis compartilhadas revela-se significativa ao nível de confiança de 1% ($p\text{-value} < 0,0001$, $X^2(120)=617,2955$), indicando a contribuição estatística destas para explicação da ocorrência de *defaults*. Ademais, o modelo com compartilhamento apresenta medida de ajustamento pseudo- R^2 de 0.192, superior ao valor de 0.156 computado para o modelo em que os bancos acessam apenas as suas próprias informações. A qualidade de discriminação de ambos os modelos é examinada a seguir. Além dos efeitos totais, são examinados os impactos do uso dos modelos sobre bancos individualmente. Para tanto são selecionados dois bancos com tamanhos de carteiras de

sistema, proporção de atraso em 10/01 no sistema. As demais formam o conjunto das variáveis não compartilhadas.

²⁸ Sem a presença de um intercepto.

²⁹ Conforme de fato ocorre na prática.

³⁰ Exemplo de problema desse tipo ocorre quando, por exemplo, para determinado conglomerado e determinada classificação de risco não existem *defaults* registrados na amostra de construção. Problemas como esse levam à não-existência de estimadores finitos de máxima verossimilhança.

crédito diferenciados (que denominaremos de banco pequeno e banco grande), de modo que a análise seja robusta em relação ao tamanho da instituição^{31, 32}.

Figura 5: Sensitividade

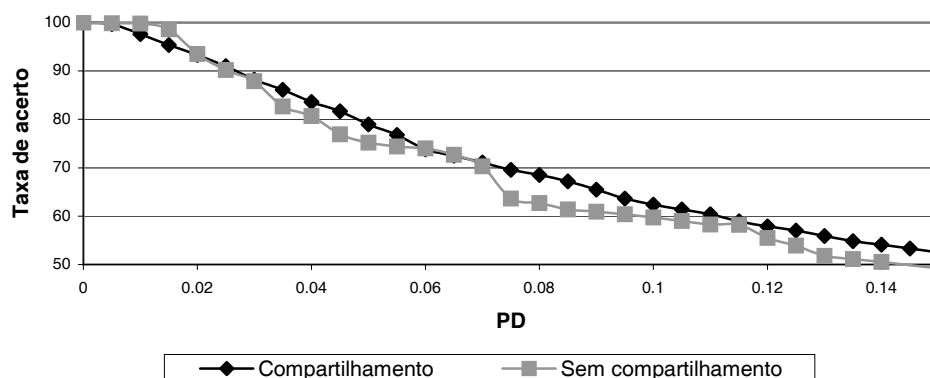
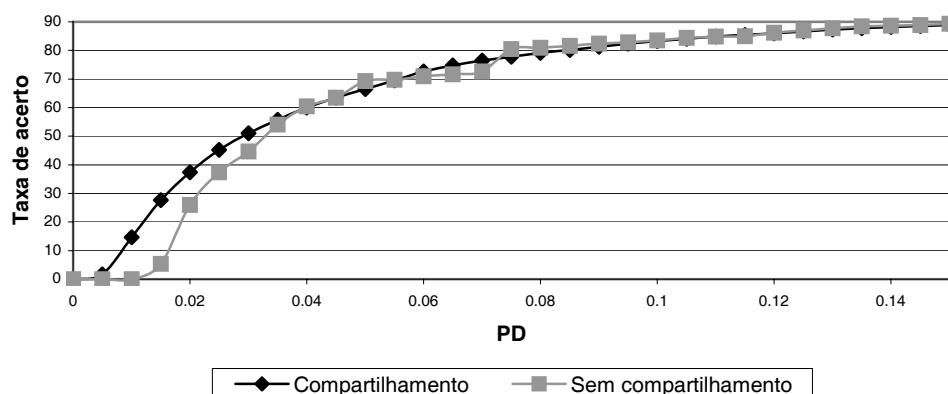


Figura 6: Especificidade



Analogamente ao caso comparativo da seção III, as curvas do modelo com compartilhamento de informação são mais suaves do que as do modelo sem compartilhamento. Para níveis de PD acima de 2,00%, o modelo com compartilhamento apresenta sensibilidade geralmente maior. Isso evidencia que a consideração das informações da CPRC melhora nitidamente a capacidade de previsão de *default* do modelo. O modelo com compartilhamento apresenta especificidade também maior, mas

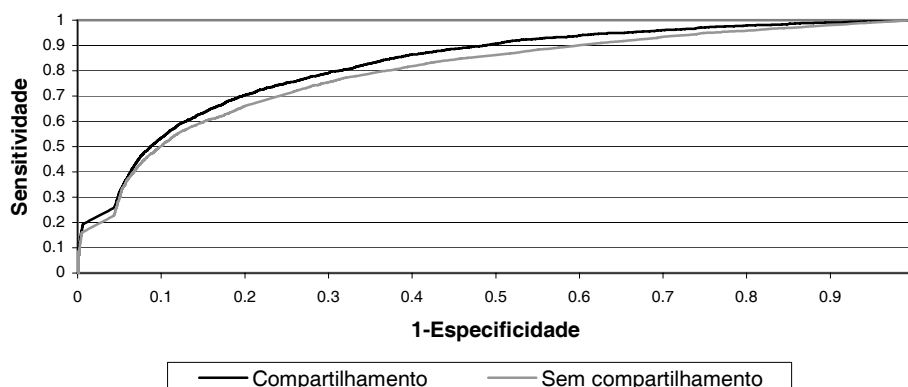
³¹ Entenda-se aqui tamanho como número de exposições constituintes da carteira de crédito.

³² Obviamente, como as informações disponíveis para análise de cada banco não se limitam ao conjunto das informações presentes na CPRC, é possível que os benefícios do compartilhamento sejam superestimados. Todavia o exercício é ainda uma útil demonstração empírica dos ganhos propiciados pelo compartilhamento.

somente até o nível de PD de 3,50%. A partir daí as curvas de especificidade seguem um comportamento relativo levemente oscilante.

Abaixo são apresentadas as curvas ROC de ambos os modelos, com e sem compartilhamento, nas suas versões construídas sobre toda a amostra de construção, sobre a amostra do banco pequeno e sobre a amostra do banco grande. Para o conjunto de todos os bancos, a área A passa de 0.795 no modelo sem compartilhamento para 0.826 no modelo com compartilhamento, um aumento de 3.90% no poder discriminatório da modelagem. Isso indica que a inclusão de informações da CPRC aumenta a capacidade de separação dos bons pagadores daqueles que darão *default*. Para o banco pequeno o aumento da área A é de 12.45% (de 0.819 para 0.921), enquanto para o banco grande ocorre uma variação de 7.28% (de 0.769 para 0.825) no poder de discriminação do modelo. Isso ilustra que o benefício do compartilhamento de informações por meio da CPRC se dá não apenas para o conjunto agregado dos bancos, mas também ao nível individual de banco, independente do tamanho da instituição. Nota-se também que o aumento dos valores das áreas permite, em todos os casos, afirmar que o modelo passa a um patamar superior de qualidade de discriminação, segundo a regra de Hosmer & Lemeshow mencionada anteriormente. De fato, o compartilhamento de informações faz, nos casos do banco grande e do conjunto total de bancos, a discriminação passar de “aceitável” para “excelente” e, no caso do banco

Figura 7: Curvas ROC - Todos os bancos



pequeno, de “excelente” para “exemplar”.

Figura 8: Curvas Roc - Banco pequeno

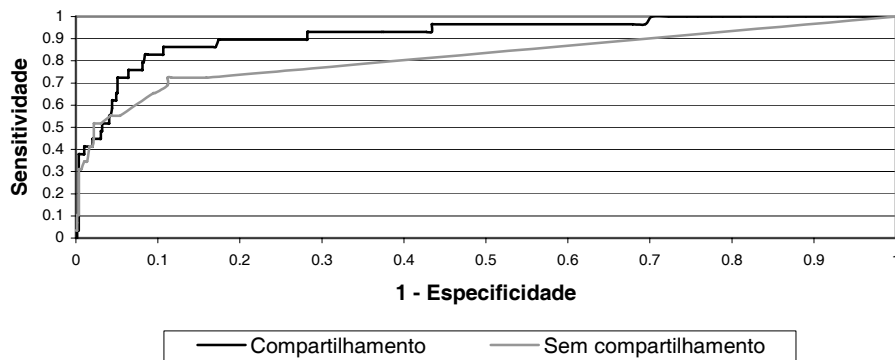
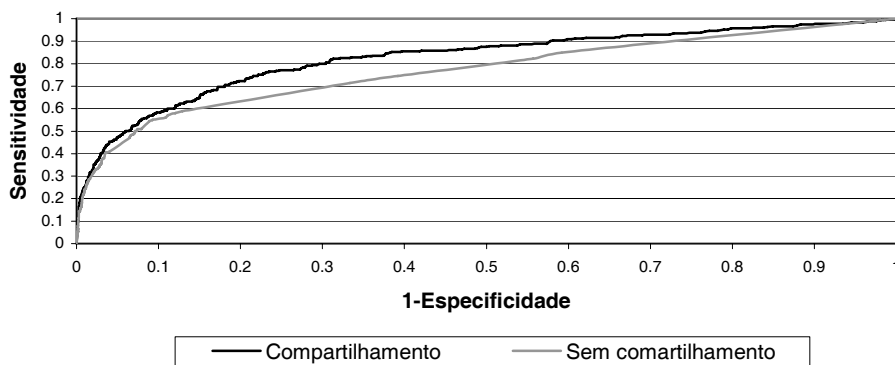


Figura 9: Curvas Roc - Banco grande



A tabela seguinte mostra o efeito do compartilhamento de informações por meio da CPRC sobre as taxas de inadimplência realizadas *ex post* dos dois bancos selecionados nesta seção. À semelhança das tabelas construídas anteriormente, nota-se aqui que, qualquer que seja a taxa de aprovação almejada, o compartilhamento contribui para a redução das inadimplências realizadas, sendo tal efeito maior percentualmente para menores objetivos de aprovação. Para um objetivo de aprovação de 60%, o banco grande, por exemplo, incorreria em uma taxa de *default* de 1,89%, caso não fizesse uso das informações compartilhadas, portanto 72,63% maior que a taxa de 1,09% coerente com o uso do modelo com compartilhamento. Também vale notar que os benefícios ocorrem de modo substancial para ambos os bancos, embora para o banco pequeno o aumento da inadimplência em razão do não-compartilhamento seja mais acentuado.

Tabela 5: Taxa de *default* versus taxa de aprovação almejada.

Aprovação almejada	Taxa de <i>default</i> – Banco pequeno			Taxa de <i>default</i> – Banco grande		
	Modelo com compartilhamento	Modelo sem compartilhamento	Aumento percentual	Modelo com compartilhamento	Modelo sem compartilhamento	Aumento percentual
40%	0,40%	1,58%	294,46%	1,03%	1,77%	71,68%
60%	0,54%	1,58%	195,45%	1,09%	1,89%	72,63%
80%	0,79%	1,51%	92,08%	1,63%	2,07%	27,38%
100%	4,67%	4,67%	0,00%	4,29%	4,29%	0,00%

Já a tabela a seguir analisa o impacto da consideração na modelagem das informações compartilhadas da CPRC sobre a oferta individual de crédito de cada um dos dois bancos selecionados. A tabela indica que, qualquer que seja a taxa de *default* real e o banco em consideração, o modelo sem compartilhamento aprova menos que o modelo com compartilhamento, sendo tal diferença, em termos percentuais, maior, em geral, para menores taxas de *default*.^{33,34} A uma taxa de *default* alvo de, por exemplo, 2,00 % o banco pequeno aprovaria 2,42% a menos de exposições de crédito (90,82% contra 93,08%), caso não considerasse as informações compartilhadas na modelagem. Nota-se também que, em geral, a redução da taxa de aprovação dos créditos em razão do uso do modelo sem compartilhamento é mais acentuada no caso do banco pequeno³⁵

Tabela 6: Taxa de aprovação versus taxa de *default* almejado.

Default almejado	Taxa de aprovação – Banco pequeno			Taxa de aprovação – Banco grande		
	Modelo com compartilhamento	Modelo sem compartilhamento	Diminuição percentual	Modelo com compartilhamento	Modelo sem compartilhamento	Diminuição percentual
1,00%	88,41%	10,31%	88,34%	1,20%	1,14%	5,05%
2,00%	93,08%	90,82%	2,42%	1,22%	76,11%	< 0,00%
3,00%	98,07%	96,78%	1,31%	96,83%	96,44%	0,40%
4,00%	99,03%	99,03%	0,00%	99,60%	99,54%	0,06%

Uma observação final relativa à modelagem empregada nas seções neste estudo refere-se ao fato de os modelos de previsão de *default* desenvolvidos aqui terem sido rodados sobre uma base de tomadores grandes, denominados genericamente de *corporate*. Esse

³³ A exceção refere-se às taxas de aprovação do banco grande correspondentes à taxa de *default* de 2%.

³⁴ As pequenas taxas de aprovação na quinta coluna justificam-se pela ocorrência de *defaults*, embora em pequeno número, de exposições com PDs muito pequenos. De fato, tal fenômeno mostra que a análise de taxas de aprovação calculadas para níveis de *default* almejados não é robusta em pequenas variações na ocorrência de *defaults* e representa, portanto, uma limitação do método.

³⁵ Os bancos pequeno e grande selecionados nesta seção foram escolhidos de modo que tivessem frequências de *default* de suas carteiras propositalmente próximas e assim permitissem o acompanhamento de taxas de aprovação para a mesma faixa de taxas de *default* almejadas. Devido a essa proximidade entre as qualidades creditícias de suas carteiras, é de se supor que as diferenças entre as taxas de aprovação dos dois bancos sejam majoritariamente devidas a outras características das instituições, como por exemplo o tamanho.

não é o mundo mais usual de aplicação de tais modelos, já que nesse caso fatores de natureza mais subjetiva, como a avaliação dos administradores, passam a ter, por parte da instituição credora, um peso significativo na classificação do tomador e conseqüentemente na determinação de seu PD. Não obstante, para efeito de conhecimento armazenado na estrutura da CPRC usada neste estudo, todos os tipos de tomadores, pessoas físicas ou jurídicas, grandes ou pequenos, são iguais e daí sujeitos a receberem o mesmo procedimento de avaliação de risco de crédito.

5. Conclusão

Os resultados empíricos deste artigo confirmam a utilidade das informações contidas na CPRC do Banco Central do Brasil para a previsão de *default* e, por extensão, para a determinação da qualidade creditícia das exposições de crédito. Assim, evidencia-se como a CPRC vai ao encontro das necessidades imperativas dos reguladores e do setor privado de acessar risco de crédito. De fato, consegue-se desenvolver aqui um modelo de regressão logística com uma boa qualidade de ajustamento, o que é indicado pelo teste de Hosmer & Lemeshow.

O estudo também estima a contribuição que informações não-negativas ou informações compartilhadas proporcionam à modelagem. Embora intuitiva, por basearem-se em conjuntos maiores de variáveis explicativas, destaca-se aqui a magnitude dessas contribuições. A melhoria do poder discriminatório no modelo completo e no modelo com compartilhamento, consubstanciada no aumento da área sob a curva ROC, permite afirmar que a consideração das informações adicionais alça o poder discriminatório da modelagem a um novo patamar. Além disso, das tabelas 3 a 6 pode-se inferir que, no caso brasileiro, quando as IFs prestadoras são mais capazes de diferenciar o risco, seja por meio de um ambiente que incorpore a análise de informações de natureza não-negativa, seja pela consideração de informações compartilhadas da CPRC, podem aumentar substancialmente a oferta de crédito ou incorrer em taxas de *default* proporcionalmente bem menores.

Por fim, vale mencionar que os benefícios propiciados pela funcionalidade da CPRC como um repositório de informações mais que meramente negativas ou como um provedor de informações agregadas dos tomadores no sistema vão além do aumento da capacidade de medir e discriminar riscos. No primeiro caso, a consideração de informações não-negativas é também útil para o ambiente econômico, pois refina o “colateral reputacional” dos tomadores. Em outras palavras, desenvolvem-se incentivos não apenas para o cumprimento das obrigações de crédito de modo que o tomador não figure presente nas informações negativas, mas também para uma conduta geral responsável de captações e pagamentos de crédito, conforme Majnoni *et al.* (2004). No segundo caso, a disponibilidade de informações dos tomadores ao longo do sistema, por meio da CPRC, contribui para o aumento de competição entre as instituições emprestadoras. Com efeito, à medida que os comportamentos dos tomadores são revelados para todas as IFs, estas podem cobrar *spreads* mais condizentes com os riscos de crédito, diminuindo os custos de mudança entre instituições para os tomadores³⁶. Assim, embora não sejam objetos de análise deste artigo, as vantagens propiciadas pela CPRC compõem-se também de efeitos indiretos sobre o ambiente econômico que são de importância fundamental.

³⁶ Todavia, excesso de compartilhamento pode também ser prejudicial no que toca ao efeito sobre o comportamento dos tomadores. Vide, por exemplo, Vercammen (1995).

Referências

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução 2.682, 1999.

BARRON, J. M.; STATEN, M. The Value of Comprehensive Credit Reports: Lessons from U.S. Experience, In MILLER, M. (ed.). *Credit Reporting Systems and the International Economy*. Boston: MIT Press, 2000.

BLOCHLINGER, A.; LEIPPOLD, M., Economic Benefit of Powerful Credit Scoring, *Journal of Banking and Finance*, 30, 2006.

ENGELMANN, B.; HAYDEN, E.; TASCHE, D. Testing Rating Accuracy, *Risk* 16(1), 82-86, 2003.

FALKEIHEIM, M.; POWELL A. *The Use of Credit Bureau Information for the Estimation of Credit Risk: the Case of Argentina*, mimeo, Banco Central de la Republica Argentina, 2000.

HOSMER, D.W.; LEMESHOW, S. A Goodness-of-fit Test for the Multiple Logistic Regression Model, *Communications in Statistics*, A10, 1043-1069, 1980.

HOSMER, D.W.; LEMESHOW, S. *Applied Logistic Regression*. 2nd ed. New York, John Wiley & Sons, 2000.

JAPELLI, T.; PAGANO, M. Information Sharing in Credit Markets, *The Journal of Finance* vol. 43(5), 1693-1718, 1993.

MARQUEZ, J.; NEGRIN, J. L.; O'DOGHERTY P.; WERNER A. *Credit Information, Credit Risk Measurement and the Regulation of Bank Capital and Provisions in Mexico*, mimeo, Banco de Mexico, 2003.

MAJNONI, G.; MILER, M.; MYLENKO, N.; POWELL, A. *Public Credit Registries: Their Design and Value for Both the Public and Private Sectors*, mimeo, World Bank, 2004.

MILLER, M. Credit Reporting Systems Around the Globe: the State of the Art in Public and Private Credit Registries. In MILLER, M. (ed.). *Credit Reporting Systems and the International Economy*. Boston: MIT Press, 2000.

PADILLA, J.; PAGANO, M. Endogenous Communication among Lenders and Entrepreneurial Incentives, *The Review of Financial Studies*, vol. 10(1) 205-236, 1997.

SCHECHTMAN, R.; GARCIA, V. S.; KOYAMA, S. M.; PARENTE, G. C. *Credit Risk Measurement and the Regulation of Bank Capital and Provision Requirements in Brazil – A Corporate Analysis*, Trabalho de Discussão N°91, Banco Central do Brasil, 2004.

VERCAMMEN, J. A. Credit Bureau Policy and Sustainable Reputation Effects in Credit Markets, *Economica* vol. 62, 461-478, 1995.

Apêndice 1 – Descrição das variáveis significativas explicativas de *default*.

- **Classificação em 10/01.** Variável ordinal categórica que representa a classificação de risco atribuída pela IF ao tomador em Outubro de 2001, de acordo com a Resolução 2682/99 do Banco Central do Brasil¹. Esta variável é decomposta em 4 *dummies*, cada uma representando a classe “A”, “B”, “C” ou “D”, e toma-se “AA” como a classe basal. Classificações iguais ou piores que “E” não aparecem nessa construção, pois exposições nessa faixa de classificação foram excluídas dos dados usados na estimação por já serem consideradas em *default*.
- **Pior classificação.** Pior classificação de risco obtida pelo tomador na IF no período de Outubro de 2000 a Outubro de 2001. De modo similar à anterior, esta variável é decomposta em 3 *dummies*, representando as classes “C”, “D” e a faixa de classificação de “E” a “H”. Toma-se ainda o intervalo de “AA” a “B” como a classe basal².
- **Proporção mensal média da responsabilidade em *default*.** Soma das responsabilidades dos meses em que o tomador apresenta classificação entre “E” e “H” na IF, dividida pela soma das responsabilidades de todos os meses. Responsabilidade é definida como a soma de créditos vencidos, créditos a vencer, créditos lançados a prejuízo e coobrigações.
- **Dummy de atraso em 10/01.** A variável assume 1 se o tomador possui créditos vencidos ou lançados a prejuízo na IF em outubro de 2001 e assume 0 caso contrário.
- **Dummy de atraso em 10/01 no sistema.** A variável assume 1 se o tomador possui créditos vencidos ou lançados a prejuízo em alguma IF em outubro de 2001 e assume 0 caso contrário.
- **Proporção de atraso em 10/01.** Soma de créditos vencidos e créditos lançados a prejuízo do tomador na IF, dividido pela sua responsabilidade na IF, em outubro de 2001.
- **Proporção de atraso em 10/01 no sistema.** Soma de créditos vencidos e créditos lançados a prejuízo do tomador no sistema, dividido pela sua responsabilidade no sistema, em outubro de 2001.
- **Dummy de atraso no período.** A variável assume 1 se o tomador possui exposição (créditos vencidos + créditos a vencer) superior a 10% de sua responsabilidade na IF em algum mês e assume 0 caso contrário.
- **Dummy de atraso no período no sistema.** A variável assume 1 se o tomador possui exposição no sistema (créditos vencidos + créditos a vencer) superior a 10% de sua responsabilidade no sistema em algum mês e assume 0 caso contrário.
- **Número de IFs.** Número de instituições financeiras em que o tomador possui responsabilidade em outubro de 2001.

- **Logaritmo da exposição no sistema.** Logaritmo da soma de créditos vencidos e créditos a vencer, ambos do tomador no sistema.
- **Dummy de aumento da responsabilidade no sistema.** A variável assume 1 se o aumento da responsabilidade do tomador no sistema ao longo do período de outubro de 2000 a outubro de 2001 for superior a 100% e assume 0 caso contrário.
- **Conglomerado.** Variável categórica que representa o conglomerado financeiro no qual a IF detentora da exposição pertence.

Apêndice 2 – Modelo negativo de previsão de *default*

Modelo negativo de previsão de <i>default</i>				
PARAMETRO		ESTIMATIVA	DESVIO	Pr > ChiSq
			PADRAO	
Intercepto		-3.4769	0.0468	<.0001
Proporção mensal média da responsabilidade em <i>default</i>				
		3.1346	0.2227	<.0001
<i>Dummy</i> de atraso em 10/01	1	1.3156	0.0764	<.0001
<i>Dummy</i> de atraso em 10/01 no sistema	1	0.5822	0.0646	<.0001
Proporção de atraso em 10/01		0.6528	0.1861	0.0005
Proporção de atraso em 10/01 no sistema		1.0548	0.173	<.0001
<i>Dummy</i> de atraso no período	1	0.3338	0.0781	<.0001
<i>Dummy</i> de atraso no período no sistema	1	0.4303	0.0682	<.0001

¹ Para a construção das variáveis relativas a classificação de risco, assume-se que cada tomador possui apenas uma classificação de risco dentro de cada IF. Quando esse não é o caso, calcula-se a classificação de risco média do tomador na IF, conforme descrito em nota de rodapé do texto.

² Esta categorização foi sugerida pela rotina de árvore de classificação.

Banco Central do Brasil

Trabalhos para Discussão

Os Trabalhos para Discussão podem ser acessados na internet, no formato PDF, no endereço: <http://www.bc.gov.br>

Working Paper Series

Working Papers in PDF format can be downloaded from: <http://www.bc.gov.br>

- | | | |
|-----------|---|----------|
| 1 | Implementing Inflation Targeting in Brazil
<i>Joel Bogdanski, Alexandre Antonio Tombini and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | Jul/2000 |
| 2 | Política Monetária e Supervisão do Sistema Financeiro Nacional no Banco Central do Brasil
<i>Eduardo Lundberg</i> | Jul/2000 |
| | Monetary Policy and Banking Supervision Functions on the Central Bank
<i>Eduardo Lundberg</i> | Jul/2000 |
| 3 | Private Sector Participation: a Theoretical Justification of the Brazilian Position
<i>Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | Jul/2000 |
| 4 | An Information Theory Approach to the Aggregation of Log-Linear Models
<i>Pedro H. Albuquerque</i> | Jul/2000 |
| 5 | The Pass-Through from Depreciation to Inflation: a Panel Study
<i>Ilan Goldfajn and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i> | Jul/2000 |
| 6 | Optimal Interest Rate Rules in Inflation Targeting Frameworks
<i>José Alvaro Rodrigues Neto, Fabio Araújo and Marta Baltar J. Moreira</i> | Jul/2000 |
| 7 | Leading Indicators of Inflation for Brazil
<i>Marcelle Chauvet</i> | Sep/2000 |
| 8 | The Correlation Matrix of the Brazilian Central Bank's Standard Model for Interest Rate Market Risk
<i>José Alvaro Rodrigues Neto</i> | Sep/2000 |
| 9 | Estimating Exchange Market Pressure and Intervention Activity
<i>Emanuel-Werner Kohlscheen</i> | Nov/2000 |
| 10 | Análise do Financiamento Externo a uma Pequena Economia
Aplicação da Teoria do Prêmio Monetário ao Caso Brasileiro: 1991–1998
<i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior</i> | Mar/2001 |
| 11 | A Note on the Efficient Estimation of Inflation in Brazil
<i>Michael F. Bryan and Stephen G. Cecchetti</i> | Mar/2001 |
| 12 | A Test of Competition in Brazilian Banking
<i>Márcio I. Nakane</i> | Mar/2001 |

13	Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil <i>Marcio Magalhães Janot</i>	Mar/2001
14	Evaluating Core Inflation Measures for Brazil <i>Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo</i>	Mar/2001
15	Is It Worth Tracking Dollar/Real Implied Volatility? <i>Sandro Canesso de Andrade and Benjamin Miranda Tabak</i>	Mar/2001
16	Avaliação das Projeções do Modelo Estrutural do Banco Central do Brasil para a Taxa de Variação do IPCA <i>Sergio Afonso Lago Alves</i>	Mar/2001
	Evaluation of the Central Bank of Brazil Structural Model's Inflation Forecasts in an Inflation Targeting Framework <i>Sergio Afonso Lago Alves</i>	Jul/2001
17	Estimando o Produto Potencial Brasileiro: uma Abordagem de Função de Produção <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Abr/2001
	Estimating Brazilian Potential Output: a Production Function Approach <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Aug/2002
18	A Simple Model for Inflation Targeting in Brazil <i>Paulo Springer de Freitas and Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Apr/2001
19	Uncovered Interest Parity with Fundamentals: a Brazilian Exchange Rate Forecast Model <i>Marcelo Kfoury Muinhos, Paulo Springer de Freitas and Fabio Araújo</i>	May/2001
20	Credit Channel without the LM Curve <i>Victorio Y. T. Chu and Márcio I. Nakane</i>	May/2001
21	Os Impactos Econômicos da CPMF: Teoria e Evidência <i>Pedro H. Albuquerque</i>	Jun/2001
22	Decentralized Portfolio Management <i>Paulo Coutinho and Benjamin Miranda Tabak</i>	Jun/2001
23	Os Efeitos da CPMF sobre a Intermediação Financeira <i>Sérgio Mikio Koyama e Márcio I. Nakane</i>	Jul/2001
24	Inflation Targeting in Brazil: Shocks, Backward-Looking Prices, and IMF Conditionality <i>Joel Bogdanski, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Alexandre Antonio Tombini</i>	Aug/2001
25	Inflation Targeting in Brazil: Reviewing Two Years of Monetary Policy 1999/00 <i>Pedro Fachada</i>	Aug/2001
26	Inflation Targeting in an Open Financially Integrated Emerging Economy: the Case of Brazil <i>Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Aug/2001
27	Complementaridade e Fungibilidade dos Fluxos de Capitais Internacionais <i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior</i>	Set/2001

28	Regras Monetárias e Dinâmica Macroeconômica no Brasil: uma Abordagem de Expectativas Racionais <i>Marco Antonio Bonomo e Ricardo D. Brito</i>	Nov/2001
29	Using a Money Demand Model to Evaluate Monetary Policies in Brazil <i>Pedro H. Albuquerque and Solange Gouvêa</i>	Nov/2001
30	Testing the Expectations Hypothesis in the Brazilian Term Structure of Interest Rates <i>Benjamin Miranda Tabak and Sandro Canesso de Andrade</i>	Nov/2001
31	Algumas Considerações sobre a Sazonalidade no IPCA <i>Francisco Marcos R. Figueiredo e Roberta Blass Staub</i>	Nov/2001
32	Crises Cambiais e Ataques Especulativos no Brasil <i>Mauro Costa Miranda</i>	Nov/2001
33	Monetary Policy and Inflation in Brazil (1975-2000): a VAR Estimation <i>André Minella</i>	Nov/2001
34	Constrained Discretion and Collective Action Problems: Reflections on the Resolution of International Financial Crises <i>Arminio Fraga and Daniel Luiz Gleizer</i>	Nov/2001
35	Uma Definição Operacional de Estabilidade de Preços <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Dez/2001
36	Can Emerging Markets Float? Should They Inflation Target? <i>Barry Eichengreen</i>	Feb/2002
37	Monetary Policy in Brazil: Remarks on the Inflation Targeting Regime, Public Debt Management and Open Market Operations <i>Luiz Fernando Figueiredo, Pedro Fachada and Sérgio Goldenstein</i>	Mar/2002
38	Volatilidade Implícita e Antecipação de Eventos de Stress: um Teste para o Mercado Brasileiro <i>Frederico Pechir Gomes</i>	Mar/2002
39	Opções sobre Dólar Comercial e Expectativas a Respeito do Comportamento da Taxa de Câmbio <i>Paulo Castor de Castro</i>	Mar/2002
40	Speculative Attacks on Debts, Dollarization and Optimum Currency Areas <i>Aloisio Araujo and Márcia Leon</i>	Apr/2002
41	Mudanças de Regime no Câmbio Brasileiro <i>Carlos Hamilton V. Araújo e Getúlio B. da Silveira Filho</i>	Jun/2002
42	Modelo Estrutural com Setor Externo: Endogenização do Prêmio de Risco e do Câmbio <i>Marcelo Kfoury Muinhos, Sérgio Afonso Lago Alves e Gil Riella</i>	Jun/2002
43	The Effects of the Brazilian ADRs Program on Domestic Market Efficiency <i>Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima</i>	Jun/2002

44	Estrutura Competitiva, Produtividade Industrial e Liberação Comercial no Brasil <i>Pedro Cavalcanti Ferreira e Osmani Teixeira de Carvalho Guillén</i>	Jun/2002
45	Optimal Monetary Policy, Gains from Commitment, and Inflation Persistence <i>André Minella</i>	Aug/2002
46	The Determinants of Bank Interest Spread in Brazil <i>Tarsila Segalla Afanasieff, Priscilla Maria Villa Lhacer and Márcio I. Nakane</i>	Aug/2002
47	Indicadores Derivados de Agregados Monetários <i>Fernando de Aquino Fonseca Neto e José Albuquerque Júnior</i>	Set/2002
48	Should Government Smooth Exchange Rate Risk? <i>Ilan Goldfajn and Marcos Antonio Silveira</i>	Sep/2002
49	Desenvolvimento do Sistema Financeiro e Crescimento Econômico no Brasil: Evidências de Causalidade <i>Orlando Carneiro de Matos</i>	Set/2002
50	Macroeconomic Coordination and Inflation Targeting in a Two-Country Model <i>Eui Jung Chang, Marcelo Kfoury Muinhos and Joanílio Rodolpho Teixeira</i>	Sep/2002
51	Credit Channel with Sovereign Credit Risk: an Empirical Test <i>Victorio Yi Tson Chu</i>	Sep/2002
52	Generalized Hyperbolic Distributions and Brazilian Data <i>José Fajardo and Aquiles Farias</i>	Sep/2002
53	Inflation Targeting in Brazil: Lessons and Challenges <i>André Minella, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Nov/2002
54	Stock Returns and Volatility <i>Benjamin Miranda Tabak and Solange Maria Guerra</i>	Nov/2002
55	Componentes de Curto e Longo Prazo das Taxas de Juros no Brasil <i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Osmani Teixeira de Carvalho de Guillén</i>	Nov/2002
56	Causality and Cointegration in Stock Markets: the Case of Latin America <i>Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima</i>	Dec/2002
57	As Leis de Falência: uma Abordagem Econômica <i>Aloisio Araujo</i>	Dez/2002
58	The Random Walk Hypothesis and the Behavior of Foreign Capital Portfolio Flows: the Brazilian Stock Market Case <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Dec/2002
59	Os Preços Administrados e a Inflação no Brasil <i>Francisco Marcos R. Figueiredo e Thaís Porto Ferreira</i>	Dez/2002
60	Delegated Portfolio Management <i>Paulo Coutinho and Benjamin Miranda Tabak</i>	Dec/2002

61	O Uso de Dados de Alta Frequência na Estimação da Volatilidade e do Valor em Risco para o Ibovespa <i>João Maurício de Souza Moreira e Eduardo Facó Lemgruber</i>	Dez/2002
62	Taxa de Juros e Concentração Bancária no Brasil <i>Eduardo Kiyoshi Tonooka e Sérgio Mikio Koyama</i>	Fev/2003
63	Optimal Monetary Rules: the Case of Brazil <i>Charles Lima de Almeida, Marco Aurélio Peres, Geraldo da Silva e Souza and Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
64	Medium-Size Macroeconomic Model for the Brazilian Economy <i>Marcelo Kfoury Muinhos and Sergio Afonso Lago Alves</i>	Fev/2003
65	On the Information Content of Oil Future Prices <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
66	A Taxa de Juros de Equilíbrio: uma Abordagem Múltipla <i>Pedro Calhman de Miranda e Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Fev/2003
67	Avaliação de Métodos de Cálculo de Exigência de Capital para Risco de Mercado de Carteiras de Ações no Brasil <i>Gustavo S. Araújo, João Maurício S. Moreira e Ricardo S. Maia Clemente</i>	Fev/2003
68	Real Balances in the Utility Function: Evidence for Brazil <i>Leonardo Soriano de Alencar and Márcio I. Nakane</i>	Fev/2003
69	r-filters: a Hodrick-Prescott Filter Generalization <i>Fabio Araújo, Marta Baltar Moreira Areosa and José Alvaro Rodrigues Neto</i>	Fev/2003
70	Monetary Policy Surprises and the Brazilian Term Structure of Interest Rates <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
71	On Shadow-Prices of Banks in Real-Time Gross Settlement Systems <i>Rodrigo Penaloza</i>	Apr/2003
72	O Prêmio pela Maturidade na Estrutura a Termo das Taxas de Juros Brasileiras <i>Ricardo Dias de Oliveira Brito, Angelo J. Mont'Alverne Duarte e Osmani Teixeira de C. Guillen</i>	Maio/2003
73	Análise de Componentes Principais de Dados Funcionais – Uma Aplicação às Estruturas a Termo de Taxas de Juros <i>Getúlio Borges da Silveira e Octavio Bessada</i>	Maio/2003
74	Aplicação do Modelo de Black, Derman & Toy à Precificação de Opções Sobre Títulos de Renda Fixa <i>Octavio Manuel Bessada Lion, Carlos Alberto Nunes Cosenza e César das Neves</i>	Maio/2003
75	Brazil's Financial System: Resilience to Shocks, no Currency Substitution, but Struggling to Promote Growth <i>Ilan Goldfajn, Katherine Hennings and Helio Mori</i>	Jun/2003

76	Inflation Targeting in Emerging Market Economies <i>Arminio Fraga, Ilan Goldfajn and André Minella</i>	Jun/2003
77	Inflation Targeting in Brazil: Constructing Credibility under Exchange Rate Volatility <i>André Minella, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Jul/2003
78	Contornando os Pressupostos de Black & Scholes: Aplicação do Modelo de Precificação de Opções de Duan no Mercado Brasileiro <i>Gustavo Silva Araújo, Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Antonio Carlos Figueiredo, Eduardo Facó Lemgruber</i>	Out/2003
79	Inclusão do Decaimento Temporal na Metodologia Delta-Gama para o Cálculo do VaR de Carteiras Compradas em Opções no Brasil <i>Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Gustavo Silva Araújo, Eduardo Facó Lemgruber</i>	Out/2003
80	Diferenças e Semelhanças entre Países da América Latina: uma Análise de <i>Markov Switching</i> para os Ciclos Econômicos de Brasil e Argentina <i>Arnildo da Silva Correa</i>	Out/2003
81	Bank Competition, Agency Costs and the Performance of the Monetary Policy <i>Leonardo Soriano de Alencar and Márcio I. Nakane</i>	Jan/2004
82	Carteiras de Opções: Avaliação de Metodologias de Exigência de Capital no Mercado Brasileiro <i>Cláudio Henrique da Silveira Barbedo e Gustavo Silva Araújo</i>	Mar/2004
83	Does Inflation Targeting Reduce Inflation? An Analysis for the OECD Industrial Countries <i>Thomas Y. Wu</i>	May/2004
84	Speculative Attacks on Debts and Optimum Currency Area: a Welfare Analysis <i>Aloisio Araujo and Marcia Leon</i>	May/2004
85	Risk Premia for Emerging Markets Bonds: Evidence from Brazilian Government Debt, 1996-2002 <i>André Soares Loureiro and Fernando de Holanda Barbosa</i>	May/2004
86	Identificação do Fator Estocástico de Descontos e Algumas Implicações sobre Testes de Modelos de Consumo <i>Fabio Araujo e João Victor Issler</i>	Mai/2004
87	Mercado de Crédito: uma Análise Econométrica dos Volumes de Crédito Total e Habitacional no Brasil <i>Ana Carla Abrão Costa</i>	Dez/2004
88	Ciclos Internacionais de Negócios: uma Análise de Mudança de Regime Markoviano para Brasil, Argentina e Estados Unidos <i>Arnildo da Silva Correa e Ronald Otto Hillbrecht</i>	Dez/2004
89	O Mercado de <i>Hedge</i> Cambial no Brasil: Reação das Instituições Financeiras a Intervenções do Banco Central <i>Fernando N. de Oliveira</i>	Dez/2004

90	Bank Privatization and Productivity: Evidence for Brazil <i>Márcio I. Nakane and Daniela B. Weintraub</i>	Dec/2004
91	Credit Risk Measurement and the Regulation of Bank Capital and Provision Requirements in Brazil – A Corporate Analysis <i>Ricardo Schechtman, Valéria Salomão Garcia, Sergio Mikio Koyama and Guilherme Cronemberger Parente</i>	Dec/2004
92	Steady-State Analysis of an Open Economy General Equilibrium Model for Brazil <i>Mirta Noemi Sataka Bugarin, Roberto de Goes Ellery Jr., Victor Gomes Silva, Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Apr/2005
93	Avaliação de Modelos de Cálculo de Exigência de Capital para Risco Cambial <i>Claudio H. da S. Barbedo, Gustavo S. Araújo, João Maurício S. Moreira e Ricardo S. Maia Clemente</i>	Abr/2005
94	Simulação Histórica Filtrada: Incorporação da Volatilidade ao Modelo Histórico de Cálculo de Risco para Ativos Não-Lineares <i>Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Gustavo Silva Araújo e Eduardo Facó Lemgruber</i>	Abr/2005
95	Comment on Market Discipline and Monetary Policy by Carl Walsh <i>Maurício S. Bugarin and Fábíia A. de Carvalho</i>	Apr/2005
96	O que É Estratégia: uma Abordagem Multiparadigmática para a Disciplina <i>Anthero de Moraes Meirelles</i>	Ago/2005
97	Finance and the Business Cycle: a Kalman Filter Approach with Markov Switching <i>Ryan A. Compton and Jose Ricardo da Costa e Silva</i>	Aug/2005
98	Capital Flows Cycle: Stylized Facts and Empirical Evidences for Emerging Market Economies <i>Helio Mori e Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Aug/2005
99	Adequação das Medidas de Valor em Risco na Formulação da Exigência de Capital para Estratégias de Opções no Mercado Brasileiro <i>Gustavo Silva Araújo, Claudio Henrique da Silveira Barbedo, e Eduardo Facó Lemgruber</i>	Set/2005
100	Targets and Inflation Dynamics <i>Sergio A. L. Alves and Waldyr D. Areosa</i>	Oct/2005
101	Comparing Equilibrium Real Interest Rates: Different Approaches to Measure Brazilian Rates <i>Marcelo Kfoury Muinhos and Márcio I. Nakane</i>	Mar/2006
102	Judicial Risk and Credit Market Performance: Micro Evidence from Brazilian Payroll Loans <i>Ana Carla A. Costa and João M. P. de Mello</i>	Apr/2006
103	The Effect of Adverse Supply Shocks on Monetary Policy and Output <i>Maria da Glória D. S. Araújo, Mirta Bugarin, Marcelo Kfoury Muinhos and Jose Ricardo C. Silva</i>	Apr/2006

104	Extração de Informação de Opções Cambiais no Brasil <i>Eui Jung Chang e Benjamin Miranda Tabak</i>	Abr/2006
105	Representing Roommate's Preferences with Symmetric Utilities <i>José Alvaro Rodrigues-Neto</i>	Apr/2006
106	Testing Nonlinearities Between Brazilian Exchange Rates and Inflation Volatilities <i>Cristiane R. Albuquerque and Marcelo Portugal</i>	May/2006
107	Demand for Bank Services and Market Power in Brazilian Banking <i>Márcio I. Nakane, Leonardo S. Alencar and Fabio Kanczuk</i>	Jun/2006
108	O Efeito da Consignação em Folha nas Taxas de Juros dos Empréstimos Pessoais <i>Eduardo A. S. Rodrigues, Victorio Chu, Leonardo S. Alencar e Tony Takeda</i>	Jun/2006
109	The Recent Brazilian Disinflation Process and Costs <i>Alexandre A. Tombini and Sergio A. Lago Alves</i>	Jun/2006
110	Fatores de Risco e o <i>Spread</i> Bancário no Brasil <i>Fernando G. Bignotto e Eduardo Augusto de Souza Rodrigues</i>	Jul/2006
111	Avaliação de Modelos de Exigência de Capital para Risco de Mercado do Cupom Cambial <i>Alan Cosme Rodrigues da Silva, João Maurício de Souza Moreira e Myrian Beatriz Eiras das Neves</i>	Jul/2006
112	Interdependence and Contagion: an Analysis of Information Transmission in Latin America's Stock Markets <i>Angelo Marsiglia Fasolo</i>	Jul/2006
113	Investigação da Memória de Longo Prazo da Taxa de Câmbio no Brasil <i>Sergio Rubens Stancato de Souza, Benjamin Miranda Tabak e Daniel O. Cajueiro</i>	Ago/2006
114	The Inequality Channel of Monetary Transmission <i>Marta Areosa and Waldyr Areosa</i>	Aug/2006
115	Myopic Loss Aversion and House-Money Effect Overseas: an experimental approach <i>José L. B. Fernandes, Juan Ignacio Peña and Benjamin M. Tabak</i>	Sep/2006
116	Out-Of-The-Money Monte Carlo Simulation Option Pricing: the join use of Importance Sampling and Descriptive Sampling <i>Jaqueline Terra Moura Marins, Eduardo Saliby and Josete Florencio do Santos</i>	Sep/2006
117	An Analysis of Off-Site Supervision of Banks' Profitability, Risk and Capital Adequacy: a portfolio simulation approach applied to brazilian banks <i>Theodore M. Barnhill, Marcos R. Souto and Benjamin M. Tabak</i>	Sep/2006
118	Contagion, Bankruptcy and Social Welfare Analysis in a Financial Economy with Risk Regulation Constraint <i>Aloísio P. Araújo and José Valentim M. Vicente</i>	Oct/2006